Revisión de métodos de sensores remotos para la detección y evaluación de la severidad de incendios forestales

Review of Remote Sensing Methods for the Detection and Evaluation of the Severity of Forest Fires

Ana Graciela Flores-Rodríguez^a, José Germán Flores-Garnica^{b*}, Diego Raymundo González-Eguiarte^a, Agustín Gallegos-Rodríguez^a, Patricia Zarazúa-Villaseñor^a, Salvador Mena-Munguía^a

RESUMEN

ABSTRACT

Los efectos que tienen los incendios en los ecosistemas forestales son variables, dependiendo de diversos factores entre los cuales se encuentra la severidad del fuego. Lo cual, a su vez, repercute en su recuperación. Sin embargo, evaluar áreas afectadas por fuego directamente en campo implica alta inversión de recursos que, junto con el tiempo, son generalmente limitados. No obstante, para la planeación de las estrategias de manejo y de restauración es necesario tener conocimiento del impacto del fuego. Para esto, los sensores remotos son una herramienta práctica para la evaluación de grandes áreas, o áreas inaccesibles, impactadas por incendios forestales. Cuyo uso va en aumento, siguiendo diferentes perspectivas de evaluación, como son el espectro infrarrojo, la detección de vegetación, ubicación de cenizas, etc. Por lo que para saber cuál es la mejor alternativa en el estudio de incendios forestales, es necesario conocer toda la gama de posibilidades y de esta manera poder elegir la más conveniente. Debido a esto, en este trabajo se hace una revisión de diferentes propuestas de evaluación de áreas impactadas por incendios forestales a través de sensores remotos. Las cuales se definen, principalmente, en una serie de índices espectrales, con base a los cuales, directa o indirectamente, se pretende no solo ubicar y dimensionar los incendios forestales, sino, en algunos casos, determinar el nivel de severidad. De esta forma, en este documento se agrupan las principales propuestas, con base a sus objetivos de detección de áreas impactadas: vegetación, suelo, agua, área quemada y radar.

The effects that fires have on forest ecosystems are variable, depending on various factors, including the severity of the fire. Which, in turn, affects your recovery. However, evaluating fire-affected areas directly in the field involves high investment of resources that, along with time, are generally limited. However, for the planning of management and restoration strategies it is necessary to have knowledge of the impact of fire. For this, remote sensors are a practical tool for the evaluation of large areas, or inaccessible areas, impacted by forest fires. Whose use is increasing, following different evaluation perspectives, such as the infrared spectrum, the detection of vegetation, ash location, etc. So to know which is the best alternative in the study of forest fires, it is necessary to know the full range of possibilities and thus be able to choose the most convenient one. Due to this, in this work a review is made of different evaluation proposals of areas impacted by forest fires through remote sensors. Which are mainly defined in a series of spectral indices, based on which, directly or indirectly, it is intended not only to locate and size forest fires, but, in some cases, to determine the level of severity. Thus, in this document the main proposals are grouped, based on their objectives for detecting impacted areas: vegetation, soil, water, burned area and radar.

PALABRAS CLAVE: fuego; índices espectrales; imágenes satelitales; regeneración natural; reflectancia.

KEY WORDS: fire; spectral indices; satellite images; natural regeneration; reflectance.

- a Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias. Nextipac, México. ORCID Flores-Rodríguez, A.G.: 0000-0002-1544-2077; ORCID González-Eguiarte, D.R.: 0000-0001-6609-0780; ORCID Gallegos-Rodríguez, A.: 0000-0003-0682-509X; ORCID Zarazúa-Villaseñor, P.: 0000-0001-5949-2378; ORCID Mena-Munguía, S.: 0000-0001-8540-0836
- b Instituto Nacional de Investigaciones Forestales Agrícolas y Pecuarias. Campo Experimental Centro Altos de Jalisco. Tepatitlán de Morelos, México. ORCID Flores-Garnica, J.G.: 0000-0002-8295-1744
- * Autor de correspondencia: flores.german@inifap.gob.mx

Recepción: 16 de febrero de 2021. Aceptado: 19 de julio de 2021. Publicado: 13 agosto de 2021

Introducción

Los incendios forestales alteran los procesos e interacciones de los ecosistemas forestales, propiciando, entre otras cosas, la pérdida de recursos maderables, generación de emisiones de diversos gases, considerados como de efecto invernadero y la liberación del carbono (González et al., 2008). De esta forma, es importante contar con información que permita dimensionar estas afectaciones en los ecosistemas forestales, lo cual apoya la determinación de estrategias de manejo de incendios forestales. Sin embargo, para esto es importante considerar que: a) las superficies forestales afectadas por incendios llegan a ser demasiado grandes para su evaluación en terreno; b) la ubicación de las áreas afectadas es, en ocasiones, en zonas de difícil acceso; c) se debe contar con esta información lo más preciso y rápido posible; y d) se deben implementar procesos estándares que permitan comparar y compartir información. Más aún, además de la estimación de la extensión del área afectada, se debe determinar el grado de afectación (severidad), lo cual, a su vez, define la respuesta de recuperación del ecosistema. De acuerdo a lo anterior, el uso de la tecnología de sensores remotos, específicamente de imágenes de satélite, resulta ser una alternativa práctica y de suficiente precisión, incluso para el estudio temporal de los incendios forestales (De Santis y Chuvieco, 2009). En la presente investigación se hace un análisis del uso de sensores remotos que se han implementado para la ubicación de áreas impactadas por incendios y la evaluación de su severidad. Lo cual, en perspectiva, resulta en una herramienta útil para apoyar, en forma ágil y precisa, estrategias orientadas al manejo de incendios forestales.

Métodos

Para este trabajo se revisaron artículos relacionados con la evaluación de incendios forestales haciendo uso de sensores remotos. Para lo cual se utilizó, de octubre del 2019 a octubre del 2020, el buscador SCOPUS mediante la biblioteca de la Universidad de Guadalajara, utilizado como palabras claves: incendios forestales, fuego, severidad, índices espectrales, imágenes satelitales y sensores remotos.

Evaluación en campo

La detección de incendios, así como la evaluación de su impacto, primeramente, se determina directamente en campo. Con lo cual, se obtiene información para validar cualquier estrategia de determinación indirecta de niveles de severidad. No obstante, para que la información de diferentes regiones pueda ser comparable y compatible, debe partir de un protocolo estándar de evaluación. Para esto se han implementado, principalmente, los siguientes índices:

Índice compuesto de quemado (composite burn index [CBI]) (Key y Benson 2006; Tanase et al., 2011a). Este índice es una medida que categoriza el impacto del fuego (Figura 1), con base a criterios de afectación en los estratos del bosuque (Kasischke et al., 2008).

Índice compuesto de quemado estructurado geométricamente (GeoCBI). Debido a que se han encontrado inconsistencias al tratar de relacionar índices espectrales con evaluaciones del CBI, se propone una versión modificada, denominada GeoCBI, la cual toma en cuenta la fracción de cobertura (FCOV) de los estratos de vegetación utilizados para calcular el CBI (De Santis y Chuvieco 2009). Más aún, GeoCBI puede usarse en series de tiempo



Figura 1. Severidad de fuego para bosques de coníferas: A) baja; B) moderada; y C) alta. Fuente: Tanase et al. (2015a)

para analizar la dimensión temporal de la severidad (Veraverbeke et al., 2010).

Firma espectral

La detección de áreas quemadas a través de sensores remotos implica diferenciar cuál es su respuesta espectral, misma que se resume en la firma espectral correspondiente. En general, los sensores identifican zonas donde prevalece el carbón, resultante de la quema. Este carbón propicia un porcentaje de reflectancia bajo, <10 % (Figura 2), presentándose los menores valores en los anchos de banda de 0,40 a 2,40 µm (De Santis y Chuvieco 2009). De esta forma, se podría considerar que, es fácil la detección de áreas quemadas, sin embargo, debe tener en cuenta que se tienen coberturas de terreno con un comportamiento similar, como lo son el agua o el asfalto, aunque sus porcentajes de reflectancia difieren a las del carbón, <5 % y entre 20-30 %, respectivamente (Martínez-Barbáchano y Solís-Miranda, 2018). Así mismo, la sombra, la topografía, la época, etc., son factores que influyen en la reflectancia que pueden confundirse con áreas quemadas.

Sensores utilizados

Los satélites más utilizados, para detectar áreas quemadas, son los que cuentan con sensores multiespectrales, con bandas del infrarrojo cercano e infrarrojo medio (de onda corta) con las que se identifica actividad fotosintética. De esta forma, al ubicar las áreas donde esta actividad fotosintética es más baja, se pueden localizar áreas quemadas (Gitas et al., 2012). Se considera que una resolución espacial de 15 a 30 metros es adecuada para la definición de áreas quemadas, así como una resolución temporal de ente 15 a 30 días (Herawati et al., 2015). Además, de las correcciones geométricas, radiométricas, atmosféricas y topográficas (Gitas et al., 2012).

Con base a un análisis de frecuencia de más de cien artículos relacionados con el tema, se observa que los principales sensores remotos utilizados son: LANDSAT, MODIS, SAR, IKONOS, AVHRR, SPOT, MERIS, QuickBird, AVIRIS, ASTER, SENTINEL-2, SEVIRI, ATSR, ASAR, RapidEye y AHI. Donde destaca el uso de las imágenes Landsat (45 %), y MODIS (27 %). En cuanto a la vegetación estudiada, destacando los bosques de coníferas (30 %), los bosques de latifoliadas (18 %) y la vegetación mediterránea (17 %). En menor medida se han realizado estudios en vegetación herbácea, bosques boreales, vegetación arbustiva, semiárida, bosques templados, chaparrales, vegetación amazónica y zonas agrícolas.

Parámetros de detección

Existen gran cantidad de técnicas para el análisis de imágenes con respecto a la determinación de áreas quemadas, evaluación de la severidad y la regeneración de la vegetación tras el impacto del fuego (Mallinis y Koutsias, 2012). Como los índices



Figura 2. Firmas espectrales que diferencian áreas con vegetación quemada y no quemada. NIR= Infrarrojo cercano; SWIR= infrarrojo de onda corta. *Fuente*: adaptado de De Santis y Chuvieco (2009)

espectrales, los cuales evalúan diversas bandas del espectro electromagnético, con la finalidad de que resalten cambios en la superficie terrestre y sus variaciones en el tiempo (Fornacca et al., 2018). Estos índices también se utilizan en su forma diferenciada, la cual consiste en la evaluación de la diferencia del índice previo y posterior al incendio y se identifica con "d" o " Δ " antes de las siglas del índice. Sin embargo, no se puede definir un índice único, ya que su utilidad puede variar dependiendo de las características del área. Incluso la certeza de los índices puede variar, dependiendo del tiempo trascurrido después del incendio (Fornacca et al., 2018).

Para entender como se ha usado la tecnología de sensores remotos en la evaluación de incendio, en este trabajo se agrupan las principales propuestas, con base a los siguientes objetivos: vegetación, suelo, agua, área quemada y radar.

Vegetación

Aunque es claro que, desde la perspectiva de la reflectancia, preexiste una diferencia entre la vegetación sana y la vegetación quemada, se identifican rangos del espectro electromagnético donde esto se resalta, con base a lo cual se han definido los índices basados en la detección de la vegetación (Tabla 1).

Tabla 1. Índices basados en el parámetro vegetación para la detección y/o evaluaciónde áreas forestales quemadas, a través de sensores remotos.

Índice	Nombre	Formula	Reseña	Ref.
INDN	Índice de vegetación de diferencia normalizada (Normalized differenced vegetation index)	<i>NDVI</i> = <u>NIR - red</u> NIR + red	Detecta la absorción de clorofila y la reflectancia de las copas de los árboles, haciendo una relación de la cantidad de biomasa consumida y la severidad del incendio (Gitas et al., 2012). Muestra, la recuperación del bosque con lo que se puede evaluar cambios en la vegetación que podrían estar relacionados con las especies sucesionales (Goetz <i>et al.</i> , 2006).	Oliva et al. (2011)
NDVI _T	Índice de vegetación de diferencia normalizada térmica (NDVI-thermally- enhanced version)	NDVI t = <u>NIR - RED * TIR</u> NIR + RED * TIR	Ha mostrado buenos resultados en bosque ribereño y bosque de llanuras interiores para la caracterización de la severidad del fuego (Tran <i>et</i> <i>al.</i> , 2018; Harris et al., 2011).	Smith et al. (2007)
GNDVI	Índice de vegetación de diferencia normalizada verde (<i>Green Normalized Difference</i> <i>Vegetation Index</i>)	<i>GNDVI</i> = <u>NIR - G</u> NIR + G	Utiliza la banda verde, que reduce el efecto de saturación. Ha mostrado ser más sensible en áreas forestales con densa cobertura de dosel (Fernández-Manso et al., 2016).	Mallinis et al. (2018)
PVI	Índice perpendicular de vegetación (<i>Perpendicular</i> <i>Vegetation Index</i>)	$PVI = \frac{-aNIR - R + b}{(a^2 + 1)^{\frac{1}{2}}}$	Se utiliza para reducir el efecto de fondo, calculando la línea del suelo desnudo de una serie de pixeles mediante un análisis de regresión (Naji, 2018).	Naji, 2018
٩٧	Índice global de vegetación verde (<i>Green Vegetation Index</i> o Global Vegetation Index)	GVI= (-0,2848*TM1) + (-0,2435*TM2) + (-0,5436*TM3)+ (0,7243*TM4) + (0,0840*TM5) +(-0,1800*TM7)	Se correlacionó significativamente con cobertura de cultivos (Kauth y Thomas, 1976).	Domaç et al. (2004)
EVI	Índice de vegetación mejorado (<i>Enhanced Vegetation Index</i>)	$EVI = G \times \frac{\rho NIR - \rho Red}{\rho NIR + C_1 \rho red - C_2 \rho Blue + L}$ (\rho Blue, \rho Red \rho \rho NIR valores de reflec- tancia) C_1 \rho C_2 ajustes de la resistencia atmosférica (6,0 \rho 7,5), L constante para corregir el fondo del suelo del do- sel (1,0), G factor de ganancia (2,5)	Detecta la vegetación abundante con mayor sensibilidad, ya que capta el fondo del dosel y reduce la influencia de la atmosfera (Huete et al., 2002). Ha tenido buenos resultados en bosque de pino y latifoliadas, 5 años posterior a los incendios (Casady <i>et al.</i> , 2010).	Huete et al. (2002)

Continúa

Índice	Nombre	Formula	Reseña	Ref.
CAI	Índice de absorción de celulosa (<i>Cellulose absorption index</i>)	CAI = 0,5 ($R_{2.0}+R_{2.2}$)- $R_{2.1}$ $R_{2.07}$ $R_{2.1}$ y $R_{2.2}$ factores de reflectancia en bandas 2,00 – 2,05, 2,08 – 2,13, y 2,19 –2,24 µm	Los valores positivos de este índice indican la presencia de celulosa, distinguiendo entre suelo desnudo y cobertura. Siendo útil para cuantificar la cobertura de hojarasca (Edwards et al., 2013).	Edwards <i>et</i> al. (2013)
PSRI	Índice de reflectancia de la senescencia de la planta (Plant senescence reflectance index)	$PSRI = \frac{RED - GREEN}{NIR}$	Identifica la cantidad total de carbón seco representado por lignina y celulosa (Yaloveha <i>et al.</i> , 2019).	Yaloveha <i>et al.</i> , 2019
GCI	Índice de clorofila verde (Green Coverage Index)	$\text{GCI} = \left(\frac{\text{NIR}}{\text{GREEN}}\right) - 1$	Se basa en que el nivel de verdor es más sensible a las variaciones del contenido de clorofila y una relación más alta entre señal y ruido (Fernandes et al., 2020).	Fernandes et al. (2020)
CIRE1	Índice de clorofila borde rojo (Chlorophyll Index red-edge)	$CIRE1 = \left(\frac{banda \ 7}{banda \ 5}\right) - 1$ Bandas de sentinel 2A	Utiliza las bandas 7 y 5 del sensor Sentinel 2A, donde la banda 5 corresponde a la longitud de onda <i>Red edge</i> (RE1) 705nm y la banda 7 a <i>Near infrared narrow1</i> (NIRn1) 783 nm (Mallinis et al., 2018).	Mallinis et al. (2018)
RI	Índice de regeneración (Regeneration Index)	$RI = \frac{VI \text{ fuego}}{VI \text{ control}}$ VI = vigor de NDVI o vegetación verde	Compara los valores de NDVI o de la vegetación verde en áreas quemadas y los valores en áreas no quemadas que se encuentran dentro de una misma imagen (Riaño et al., 2002).	Riaño et al. (2002)
NRI	Índice de regeneración normalizado (Normalized Regeneration Index)	$\label{eq:NRI} \begin{split} NRI &= \frac{2 VI \ fuego}{VI \ fuego + VI \ control} \\ Donde VI= vigor GV \ o \ NDVI \end{split}$	Considera las diferencias de los valores de NDVI dependiendo del tiempo de la recuperación del ecosistema. Ha sido usado para el estudio del rebrote de la vegetación, donde valores de 1 indican 100% de recuperación. (Riaño et al., 2002; Ireland y Petropoulos, 2015).	Riaño et al. (2002)
VRAF	Resiliencia de la vegetación después del fuego (Vegetation Resilience After Fire)	VRAF = PsS + PvV + PsISL + PaA + PgG S= estabilidad de suelo quemado V= regenración SL= pendiente A= Modelo de elevación digital G= Alteración del lecho rocoso Ps, Pv, Ps, Pal y Pg pesos de cada parámetro	Toma en cuenta la asociación de la vegetación, el tipo de suelo, la geología y las características morfológicas como pendiente y aspecto (Bisson et al., 2008).	Bisson et al. (2008)

Tabla 2. Índices basados en el parámetro suelo para la detección y/o evaluaciónde áreas forestales quemadas, a través de sensores remotos

Índice	Nombre	Formula	Reseña	Ref.
SAVI	Índice de vegetación ajustado al suelo (Soil-adjusted Vegetation Index)	$SAVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} (1 + L)$ L factor del ajuste del suelo (L = 0,05)	Reduce el brillo del suelo (Chen et al., 2020) a partir del análisis de la vegetación que hacen uso de las bandas rojas y de infrarrojo cercano.	Huete (1988)

Continúa

Índice	Nombre	Formula	Reseña	Ref.
MSAVI	Índice de vegetación ajustado al suelo modificado (Modified Soil-adjusted Vegetation Index)	$MSAVI = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED} + L} 1 + L$ $L = 1 - 2\mathbf{y} \text{ NDVI } \mathbf{x} \text{ WDVI}$	Modificación al SAVI para aumentar su precisión potenciando su capacidad de discriminación de la vegetación (Chen et al., 2020).	Tran et al. (2019)
TSAVI	Índice de vegetación ajustado al suelo trasformado (Transformed Soil-adjusted Vegetation Index)	$TSAVI = \frac{a(NIR - a* red - b)}{[a* NIR + red - ab + X* (1 + a2)]}$ X =0,08	Trasformación del SAVI en donde a y b son, la pendiente y la intersección de la línea del suelo y el valor del coeficiente o.o8 se ha ajustado para minimizar efectos del suelo (Rondeaux et al., 1996).	Baret y Guyot (1991)
OSAVI	Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado (Optimization of Soil- adjusted Vegetation Index)	<i>OSAVI</i> = <u>NIR - red</u> NIR + red + 0.16	Versión simplificada del TSAVI (a = 1 y b = o), que no requiere ningún conocimiento preliminar de los parámetros de la línea del suelo (Rondeaux et al., 1996).	Rondeaux et al. (1996)
CSI	Índice de suelo carbonizado (<i>Char Soil Index</i>)	CSI = <u>NIR</u> SWIR1	Este índice no reporta buenos resultados en la detección de severidad de incendios (Tran et al., 2018). Pero si reporta una buena proximidad en la discriminación de áreas quemadas mediante la aplicación de estadística M (Smith et al., 2007).	Tran et al. (2018)

Tabla 3. Índices basados en el parámetro agua para la detección y/o evaluaciónde áreas forestales quemadas, a través de sensores remotos.

Índice	Nombre	Fórmula	Reseña	Ref.
IMDMI	Índice de agua de diferencia normalizado (<i>Normalized Differenced</i> <i>Water Index</i>).	<i>NDWI</i> = <u>NIR - SWIR</u> NIR + SWIR	La dispersión del dosel mejora la absorción de agua así demostró confiabilidad para clasificar la severidad del fuego en bosques de estructura abierta (Tran <i>et al.</i> , 2018).	Edwards et al. (2013)
IIDN	Índice Infrarrojo de diferencia normalizada (Normalized Difference Infrared Index).	NDII = <u>NIR - MIR</u> NIR + MIR	Utilizado para evaluar la respuesta de la recuperación de los ecosistemas por humedad, después del impacto del fuego (García y Pérez-Cabello, 2015).	García y Pérez- Cabello (2015)

Suelo

Después de un incendio, la reflectancia del suelo es consecuencia de las cenizas que se generan, por lo que se ha encontrado que la relación de la reflectancia de la vegetación con la reflectancia del suelo (en esas condiciones), ha resultado en una buena detección y evaluación de áreas incendiadas (Tabla 2).

Agua

En el caso de un incendio, existirán variaciones en el contenido de humedad de la vegetación, de acuerdo al nivel de severidad. De esta forma, la detección remota del agua en la vegetación considera los canales de 0,86 μ m como los de 1,24 μ m, con los cuales se detectan la alta reflectancia de las copas del arbolado (Gao, 1996). De acuerdo con esto, se busca detectar los cambios en el contenido de agua de las copas de los árboles (Tabla 3).

Área quemada

Este grupo se basa en el índice de diferencia normalizada (ND) y se enfoca en detectar las relaciones biofísicas con la vegetación quemada (López, 2020). Es decir, los índices evalúan la condición del cambio de la vegetación de manera parecida al NDVI, excepto que la banda roja utilizada en NDVI se reemplaza con datos de reflectancia del infrarrojo de onda corta (Tabla 4).

Radar

A diferencia de los satélites, que captan la energía emitida por la superficie terrestre, los radares emiten su propia energía y, de esta forma, reciben retroinformación (ecos) de la energía emitida. Sin embargo, aunque, las coberturas de suelo son "iluminadas" por estos ecos, esto depende de varios factores relacionados con dicha cobertura de suelo, como son la capacidad reflectora, concentración, tamaño de las partículas iluminadas, etc.). Específicamente, los incendios forestales poseen poca capacidad reflectora, por lo que se pueden diferenciar de su entorno no quemado; con base a esto, en el Tabla 5 se presentan los criterios usados desde la perspectiva de la tecnología radar para la detección de incendios forestales.

Cuadro 4. Índices basados en el parámetro área quemada para la detección y/o evaluación de áreas forestales quemadas, a través de sensores remotos.

Índice	Nombre	Formula	Reseña	Ref.
NBR	Relación de quemado normalizada (Normalized Burn Ratio)	NBR = <u>NIR - SWIR2</u> NIR + SWIR2	Es uno de los más usados, ya que se puede detectar la severidad después del paso del incendio y monitorear de manera precisa la recuperación de la vegetación en cualquier ecosistema forestal (López, 2020; Cardil et al., 2019; Fornacca et al., 2018; Brewer <i>et al.</i> , 2005). Su versión diferenciada dNBR es la herramienta de detección remota elegido por la agencia federal de administración de tierras de Estados Unidos para producir mapas de Clasificación de Reflexión de la Zona quemada para las brigadas operativas de incendios (Soverel et al., 2011; Miller et al., 2009).	Tran <i>et al.</i> (2019)
RdNBR	Diferencia relativa de relación de quemado normalizada (<i>Relative</i> <i>Differenced</i> <i>Normalized</i> <i>Burn Ratio</i>)	$RdNBR = \frac{\text{NBR pre - NBR post}}{\sqrt{(\text{ABS (NBRpre/1000)})}}$ ABS (NBR previo al incendio)	Elimina el efecto de polarización de la condición previa al incendio y permite categorizar la severidad de los incendios utilizando los mismos umbrales para incendios que ocurren en tipos de vegetación similares sin adquirir datos de campo de calibración adicionales en cada incendio en tipos de vegetación dominados por coníferas (Hudak <i>et al.</i> , 2007; Miller et al., 2009).	McCarley et al. (2017)
NBRT	Relación de quemado normalizada térmica (Normalised Burn Ratio Thermal)	NBRT =(NIR - SWIR * TRI) (NIR + SWIR2 * TRI)	Incorpora la banda térmica en el índice NBR, ya que después de la quema de un área se ve un aumento en la temperatura de brillo (Tran et al., 2018).	Tran et al. (2019)
RBR	Relación de combustión relativa (<i>Relativized</i> <i>Burn Ratio</i>)	RBR = dNBR NBR pr + 1001	Ajuste al NBR antes del incendio, evita que la ecuación llegue al infinito y presente inconsistencias. En bosques de coníferas y latifoliadas, corresponde mejor a las mediciones en el campo (Parks et al., 2014).	Parks et al. (2014)

Continúa

Continuación Cuadro 4. Índices basados en el parámetro área quemada para la detección y/o evaluación de áreas forestales quemadas, a través de sensores remotos.

Índice	Nombre	Formula	Reseña	Ref.
BAI	Índice de área de quemado (<i>Burn Area</i> <i>Index</i>)	$BAI = \frac{1}{(0.1 + \text{RED})^2 + (0.06 + \text{NIR})^2}$	Creado para identificar áreas quemadas de las no quemadas y la severidad de quemado. Depende de la persistencia de depósitos de carbón (Fornacca et al., 2018; Chen et al., 2020).	Fornacca et al. (2018)
BAIM	Índice de área quemada modificado a MODIS (<i>Burn Area Index</i> from MODIS)	$BAIM = \frac{1}{(\rho \text{NIR} - \rho c \text{NIR})^2 + (\rho \text{LSWIR} - \rho c \text{LSWIR})^2}$ $\rho \text{NIR reflectancia en el NIR; } \rho \text{LSWIR}$ $reflectancia en el SWIR largo$ $(MODIS Band 7); y \rho c \text{NIR } y \rho c \text{LSWIR}$ $valores de convergencia (0,05 y 0,2)$	Adaptación del BAI a imagen MODIS. Estudios realizados en ambientes mediterráneos, indican que es mejor el índice BAI y su adaptación BAIM sobre otros índices utilizados para mapear áreas quemadas (Quintano et al., 2011; Bastarrika et al., 2011a).	Quintano et al. (2011)
BAIML	Índice de área de quemado modificado– LSWIR (Burned Area Index Modified– LSWIR)	$BAIML = \frac{1}{(NIR - 0.05 * NIR)^2 + (ISWIR - 0.2 * ISWIR)^2}$ SWIR2 = ISWIR	Incorporación del SWIR al BAIM. Ha tenido buenos resultados después de cinco años de la ocurrencia del incendio en ecosistemas de pino (Fornacca et al., 2018).	Bastarrika et al. (2011b)
BAIMs	Índice de área de quemado modificado– sSWIR (Burned Area Index Modified– Sswir)	$BAIMs = \frac{1}{(NIR - 0.05 \times NIR)^2 + (sSWIR - 0.2 \times sSWIR)^2}$ SWIR1 = sSWIR	Reduce las falsas asignaciones de nubes, sombras de nubes, por topografía y agua, aunque existe imprecisión en áreas costeras y píxeles mixtos tierra- agua (Bastarrika et al., 2011b).	Fornacca et al. (2018)
MIRBI	Índice quemado del infrarrojo medio (<i>Mid-infrared</i> <i>Burn Index</i>)	MIRBI= 10*SWIR2+9,8*SWIR 1+2	Identifica zonas incendiadas, inmediatamente posteriores al incendio, pero no a largo plazo. Ha aportado buenos resultados en ecosistemas de sabanas áridas y arbustos (Fornacca et al., 2018; Lu et al., 2016).	Tran et al. (2018a)
BSA	Algoritmo de cicatrices quemadas (<i>Burn Scar</i> <i>Algorithm</i>)	$0 < \frac{\rho * 1.24 \mu m - 0.05}{\rho * 2.13 \mu m} < Rth$	Se basa en rangos de clasificación de pixeles quemados (Li et al., 2004). Con umbrales en relación de reflectancia aparente (ρ ^[2]) en la parte superior de la atmósfera. Se requiere de filtrado contextual (Urbanski et al., 2009).	Urbanski et al. (2009)

Cuadro 5. Criterios del parámetro de radar usados para la detección y/o evaluación de áreas forestales quemadas por incendios forestales, a través de sensores remotos.

Criterio	Nombre	Reseña	Referencia
С	Banda C de SAR	Banda C y L del Radar de Apertura Sintética (SAR	Tanase et al. (2011b)
L	Banda L de SAR	[Synthetic Aperture Radar]). (Tanase et al., 2011b).	Tanase et al. (2015a)
RBR	Relación de quemado de Radar (Radar Burn Ratio)	Combina un conjunto de datos de SAR, previos y posteriores al incendio, dentro de un marco de detección de cambios, por lo cual la señal del radar solo depende de la condición del bosque y no del ángulo de incidencia local (Tanase et al., 2015b).	Tanase et al. (2015b)

Discusiones

Las imágenes satelitales permiten un mapeo de la gravedad de los incendios forestales y pueden ayudar a monitorear las tendencias de la cobertura vegetal (McCarley et al., 2017). Más aun, los índices pueden implementarse en condiciones donde la evaluación directa en campo es más complicada, como; zonas muy extensas, inaccesibles o donde se requiera un diagnóstico preliminar rápido. Por otra parte, aunque existen algunas tendencias de evaluación conjunta entre datos de campo y tecnología de evaluación satelital como el CBI y el Geo CBI (De Santis y Chuvieco 2009; Veraverbeke et al., 2010), muchos de los trabajos carecen de la validación de esta tecnología en campo (Ichoku et al., 2012) lo que limita el huso de la información. Sin embargo, esto no restringe que haciendo análisis comparativos entre la evaluación en campo y el uso de imágenes satelitales se puedan ajustar los valores de los índices para su precisión.

Sin embargo, no se puede establecer un índice único para la detección de áreas impactadas por incendios forestales, ya que depende de varias condiciones, como topografía, vegetación, superficie, etc. Por lo que es necesario continuar con los estudios para la determinación de la metodología más adecuada o el índice espectral que representa mejor la realidad de la severidad de quemado que se pueda utilizar de manera general para gran parte de las áreas forestales, ya que los índices de severidad de incendios con mejor desempeño varían dependiendo del tipo de bosque. Sin embargo, tipos de bosques funcionalmente similares tienen respuestas espectrales similares y, por lo tanto, se podría aplicar el mismo índice (Tran et al., 2018).

Conclusiones

Las imágenes satélites son una herramienta útil para la evaluación de áreas impactadas por incendios forestales, en cuanto a dimensionarlas, detectar su severidad, pérdida de biomasa, recuperación de la vegetación etc. Sin embargo, no sustituye la precisión de la evaluación en campo.

El NDVI es el índice más utilizado para el monitoreo de la vegetación después de la ocurrencia de un incendio. Los índices NBR y el dNBR son los más utilizado para determinar la severidad de los incendios.

Aunque se ha evaluado la severidad de los incendios y la regeneración de los ecosistemas, se requiere dirigir los trabajos a evaluar la interacción entre estos dos factores en los diferentes ecosistemas.

Se debe tener en cuenta que, así como los ecosistemas no son estáticos, también la investigación debe ser continua.

Referencias

- Baret, F., Guyot, G., 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. Remote Sens. Environ. 35, 161-173. DOI: 10.1016/0034-4257(91)90009-U
- Bastarrika, A., Chuvieco, E., Martín, M., 2011a. Automatic burned land mapping from MODIS time series images: Assessment in mediterranean ecosystems. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 49, 3401-3413. DOI: 10.1109/TGRS.2011.2128327
- Bastarrika, A., Chuvieco, E., Martín, M., 2011b. Mapping burned areas from Landsat TM/ETM+ data with a two-phase algorithm: Balancing omission and commission errors. Remote Sens. Environ. 115, 1003-1012. DOI: 10.1016/j.rse.2010.12.005
- Bisson, M., Fornaciai, A., Coli, A., Mazzarini, F., Pareschi, M., 2008. The Vegetation Resilience After Fire (VRAF) index: Development, implementation and an illustration from central Italy. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 10, 312-329. DOI: 10.1016/j.jag.2007.12.003
- Cardil, A., Mola-Yudego, B., Blázquez-Casado, Á., González-Olabarria, J., 2019. Fire and burn severity assessment: Calibration of Relative Differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) with field data. J. Environ. Manag. 235, 342-349. DOI: 10.1016/j.jenvman.2019.01.077
- Chen, Y., Lara, M., Hu, F., 2020. A robust visible near-infrared index for fire severity mapping in Arctic tundra ecosystems. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 159, 101-113. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.11.012
- De Santis, A., Chuvieco, E., 2009. GeoCBI: A modified version of the Composite Burn Index for the initial assessment of the short-term burn severity from remotely sensed data. Remote Sens. Environ. 113, 554-562. DOI: 10.1016/j.rse.2008.10.011
- Domaç, A., Zeydanli, U., Yeşilnacar, E., Süzen, M., 2004. Integration and usage of indices, feature components and topography in vegetation classification for regional biodiversity assessment. En: 20th Congreso de IS-PRS. Estambul. pp. 204-208.
- Edwards, A., Maier, S., Hutley, L., Williams, R., Russell-Smith, J., 2013. Spectral analysis of fire severity

in north Australian tropical savannas. Remote Sens. Environ. 136, 56-65. DOI: 10.1016/j.rse.2013.04.013

- Fernandes, M., Aguiar, F., Martins, M., Rico, N., Ferreira, M., Correia, A., 2020. Carbon stock estimations in a mediterranean riparian forest: A case study combining field data and UAV imagery. Forests 11, 376-397. DOI: 10.3390/f11040376
- Fornacca, D., Guopeng, R., Xiao, W., 2018. Evaluating the best spectral indices for the detection of burn scars at several post-fire dates in a Mountainous region of Northwest Yunnan, China. Remote Sens. 10, 1196. DOI: 10.3390/rs10081196
- Fernández-Manso, A., Fernández-Manso, O., Quintano, C., 2016. SENTINEL-2A red-edge spectral indices suitability for discriminatingburn severity. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 50, 170-175. DOI: 10.1016/j. jag.2016.03.005
- García M., Pérez-Cabello, E., 2015. Análisis de la regeneración vegetal mediante imágenes Landsat-8 y el producto MCD15A2 de MODIS: el caso del incendio de O Pindo. En: de la Riva, J., Ibarra, P., Montorio, R., Rodrigues, M. (Eds.), Análisis espacial y representación geográfica: innovación y aplicación. Asociación de Geógrafos Españoles; Universidad de Zaragoza, Zaragoza, España. pp. 621-630.
- Gao, B., 1996. NDWI A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sens. Environ. 58, 257-266. DOI: 10.1117/12.210877
- Gitas, I., Mitri, G., Veraverbeke, S., Polychronaki, A., 2012. Advances in remote sensing of post-fire vegetation recovery monitoring-a review. En: Moisan, T., Sathyendranath, S., Bouman, H. (Eds.), Remote sensing of biomass-principles and applications. Intech. DOI: 10.5772/20571
- González, M., Schwendenmann, L., Jiméne, J., Schulz, R., 2008. Forest structure and woody plant species composition along a fire chronosequence in mixed pine-oak forest in the Sierra Madre Oriental, Northeast Mexico. For. Ecol. Manag. 256, 161-167. DOI: 10.1016/j.foreco.2008.04.021
- Harris, S., Veraverbeke, S., Hook, S., 2011. Evaluating spectral indices for assessing fire severity in Chaparral ecosystems (Southern California) using MODIS/AS-TER (MASTER) airborne simulator data. Remote Sens. 3, 2403-2419. DOI: 10.3390/rs3112403
- Herawati, H., Gonzales-Olabarria, J., Wijaya, A., Martius, C., Purnomo, H., Andriani, R., 2015. Tools for assessing the impacts of climate variability and change on wildfire regimes in forests. Forests 6, 1476-1499. DOI: 10.3390/f6051476
- Hudak, A., Morgan, P., Bobbitt, M., Smith, A., Lewis, S., Lentile, L., Robichaud, P., Clark, J., McKinley, R., 2007. The relationship of multispectral satellite imagery to immediate fire effects. Fire Ecol. 3(1), 64-90.

DOI: 10.4996/fireecology.0301064

- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E., Gao, X., Ferreira L., 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation índices. Remote Sens. Environ. 83, 195-213. DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00096-2
- Huete, A.,1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sens. Environ. 25, 295-309. DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X
- Ichoku, C., Kahn, R., Chin, M., 2012. Satellite contributions to the quantitative characterization of biomass burning for climate modeling. Atmos. Res. 111, 1-28. DOI: 10.1016/j.atmosres.2012.03.007
- Ireland, G., Petropoulos, G., 2015. Exploring the relationships between post-fire vegetation regeneration dynamics, topography and burn severity: A case study from the Montane Cordillera Ecozones of Western Canada. Appl. Geogr. 56, 232-248. DOI: 10.1016/j. apgeog.2014.11.016
- Kasischke, E., Turetsky, M., Ottmar, R., French, N., Hoy, E., Kane, E., 2008. Evaluation of the composite burn index for assessing fire severity in Alaskan black spruce forests. Int. J. Wildland Fire 17, 515-526. DOI: 10.1071/WF08002
- Kauth, R., Thomas, G., 1976. The tasselled Cap-A descripción gráfica del desarrollo espectral-temporal de cultivos agrícolas según lo visto por Landsat. LARS Symposia Paper 159. Purdue University. West Lafayette, IN.
- Key, C., Benson, N., 2006. Landscape Assessment (LA) sampling and analysis methods. En: Lutes, D., Keane, R., Caratti, J., Key, C., Benson, N., Sutherland, S., Gangi, L. (Eds.), FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system. Gen. Tech. Rep. RMRSGTR-164-CD. USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Fort Collins, CO. pp. LA1- LA 55.
- López G., A., 2020. Estudio de la severidad del incendio de 2012 y regeneración de la vegetación del Bosque La Primavera, México, mediante imágenes LANDSAT 7. Rev. Cartogr. 101, 35-50. DOI: 10.35424/rcarto. i101.420
- Li, R., Kaufman, Y., Hao, W., Salmon, J., Gao, B., 2004. A technique for tecting burn scars using MODIS data. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 42, 1300-1308. DOI: 10.1109/TGRS.2004.826801
- Lu, B., He, Y., Tong, A., 2016. Evaluation of spectral indices for estimating burn severity in semiarid grasslands. Int. J. Wildland Fire 25, 147-157. DOI: 10.1071/WF15098
- Mallinis, G., Mitsopoulos, I., Chrysafi, I., 2018. Evaluating and comparing Sentinel 2A and Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) spectral indices for estimating fire severity in a Mediterranean pine ecosystem of Greece. GISci. Remote Sens. 55, 11-18. DOI: 10.1080/15481603.2017.1354803

- Mallinis, G., Koutsias, N., 2012. Comparing ten classification methods for burned area mapping in a Mediterranean environment using Landsat TM satellite data. Int. J. Remote Sens. 33, 4408-4433. DOI: 10.1080/01431161.2011.648284
- Martínez-Barbáchano, R., Solís-Miranda, G., 2018. Caracterización espectral y detección de flecha seca en palma africana en Puntarenas, Costa Rica. Rev. Geog. Amer. Central 61, 349-377. DOI: 10.15359/rgac.61-2.13
- McCarley, T., Kolden, C., Vaillant, N., Hudak, A., Smith, A., Wing, B., Kellogg, B., Kreitler, J., 2017. Multi-temporal LiDAR and Landsat quantification of fire-induced changes to forest structure. Remote Sens. Environ. 191, 419-432. DOI: 10.1016/j. rse.2016.12.022
- Miller, J., Knapp, E., Key, C., Skinner, C., Isbell, C., Creasy, R., Sherlock, J., 2009. Calibration and validation of the relative differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) to three measures of fire severity in the Sierra Nevada and Klamath Mountains, California, USA. Remote Sens. Environ. 113, 645-656. DOI: 10.1016/j.rse.2008.11.009
- Oliva, P., Martín, P., Chuvieco, E., 2011. Burned area mapping with MERIS post-fire image. Int. J. Remote Sens. 32, 4175-4201. DOI: 10.1080/01431161.2010.489062
- Parks, S., Dillon, G., Miller, C., 2014. A new metric for quantifying burn severity: The relativized burn ratio. Remote Sens. 6, 1827-1844. DOI: 10.3390/rs6031827
- Quintano, C., Fernández-Manso, A., Stein, A., Bijker, W., 2011. Estimation of area burned by forest fires in Mediterranean countries: A remote sensing data mining perspective. Forest Ecol. Manag. 262, 1597-1607. DOI: 10.1016/j.foreco.2011.07.010
- Riaño, D., Chuvieco, E., Ustina, S., Zomer, R., Dennison, P., Roberts, D., Salas, J., 2002. Assessment of vegetation regeneration after fire through multitemporal analysis of AVIRIS images in the Santa Monica Mountains. Remote Sens. Environ. 79, 60-71. DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00239-5
- Rondeaux, G., Steven, M., Baret, F., 1996. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. Remote Sens. Environ. 55, 95-107. DOI: 10.1016/0034-4257(95)00186-7
- Soverel, N., Coops, N., Perrakis, D., Daniels, L., Gergel, S., 2011. The transferability of a dNBR-derived model to predict burn severity across 10 wildland fires in western Canada. Int. J. Wildland Fire 20, 518-531. DOI: 10.1071/WF10081

- Smith, A., Drake, N., Wooster, M., Hudak, A., Holden, Z., Gibbons, C., 2007. Production of Landsat ETM + reference imagery of burned areas within Southern African savannahs: comparison of methods and application to MODIS. Int. J. Remote Sens. 28, 2753-2775. DOI: 10.1080/01431160600954704
- Tanase, M., de la Riva, J., Pérez-Cabello, F., 2011a. Estimating burn severity at the regional level using optically based indices. Can. J. For. Res. 41, 863-872. DOI: 10.1139/x11-011
- Tanase, M., de la Riva, J., Santoro, M., Pérez-Cabello, F., Kasischke, E., 2011b. Sensitivity of SAR data to post-fire forest regrowth in Mediterranean and boreal forests. Remote Sens. Environ. 115, 2075-2085. DOI: 10.1016/j.rse.2011.04.009
- Tanase, M., Kennedy, R., Aponte, C., 2015a. Radar burn ratio for fire severity estimation at canopy level: An example for temperate forests. Remote Sens. Environ. 170, 14-31. DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.025
- Tanase, M., Kennedy, R., Aponte C., 2015b. Fire severity estimation from space: a comparison of active and passive sensors and their synergy for different forest types. Int. J. Wildland Fire 24, 1062-1075. DOI: 10.1071/ WF15059
- Tran, B., Tanase, M., Bemmett, L., Aponte, C., 2018. Evaluation of spectral indices for assessing fire severity in Australian temperate forests. Remote Sens. 10, 1680. DOI: 10.3390/rs10111680
- Tran, N., Tanase, M., Bennett, L., Aponte C., 2019. Fire-severity classification across temperate Australian forests: random forests versus spectral index thresholding. Proc. SPIE 11149. Remote Sens. Agric. Ecosyst. Hydrol. 21, 111490U. DOI: 10.1117/12.2535616
- Urbanski, S., Salmon, J., Nordgren, B., Hao, W., 2009. A MODIS direct broadcast algorithm for mapping wildfire burned area in the western United States. Remote Sens. Environ. 113, 2511-2526. DOI: 10.1016/j. rse.2009.07.007
- Veraverbeke, S., Lhermitte, S., Verstraeten, W., Goossens, R., 2010. The temporal dimension of differenced Normalized Burn Ratio (dNBR) fire/burn severity studies: The case of the large 2007 Peloponnese wildfires in Greece. Remote Sens. Environ. 114, 2548-2563. DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.029
- Yaloveha, V., Hlavcheva, D., Podorozhniak, A., 2019. Usage of convolutional neural network for multispectral image processing applied to the problem of detecting fire hazardous forest áreas. Adv. Infor. Syst. 3, 116-120. DOI: 10.20998/2522-9052.2019.1.19